

«

»



004.032.26(043.3)

-

: 05.13.23 –

.

«

»

.

:

,

,

«

»,

:

,

,

.

,

;

,

,

,

,

;

,

,

,

,

.

«22» 10.2019 15 .00 .

«

»

: 03056, . , .

, 37, . 35, .001.

-

. . .

«

»

: 03056, . , .

, 37.

« » 2019 .

В. Канунен

. . .

()

.

.

() , ()

.

,

,

,

,

,

,

,

,

.

,

(),

.

.

,

.

,

,

,

,

,

,

.

(),

,

,

.

,

,

.

,

,

,

, . .

, . .

, . .

. .

.

,

.

(

)

.

,

,

.

,

,

:

—

,

,

,

.

,

—

,

;

—

,

.

(),

,

,

,



,

sigm_pieewise,

,



,

,

sigm_pieewise

,

:

,

,

,

,

,

,

,

,

,

,

,

,

.

:

«

»

.

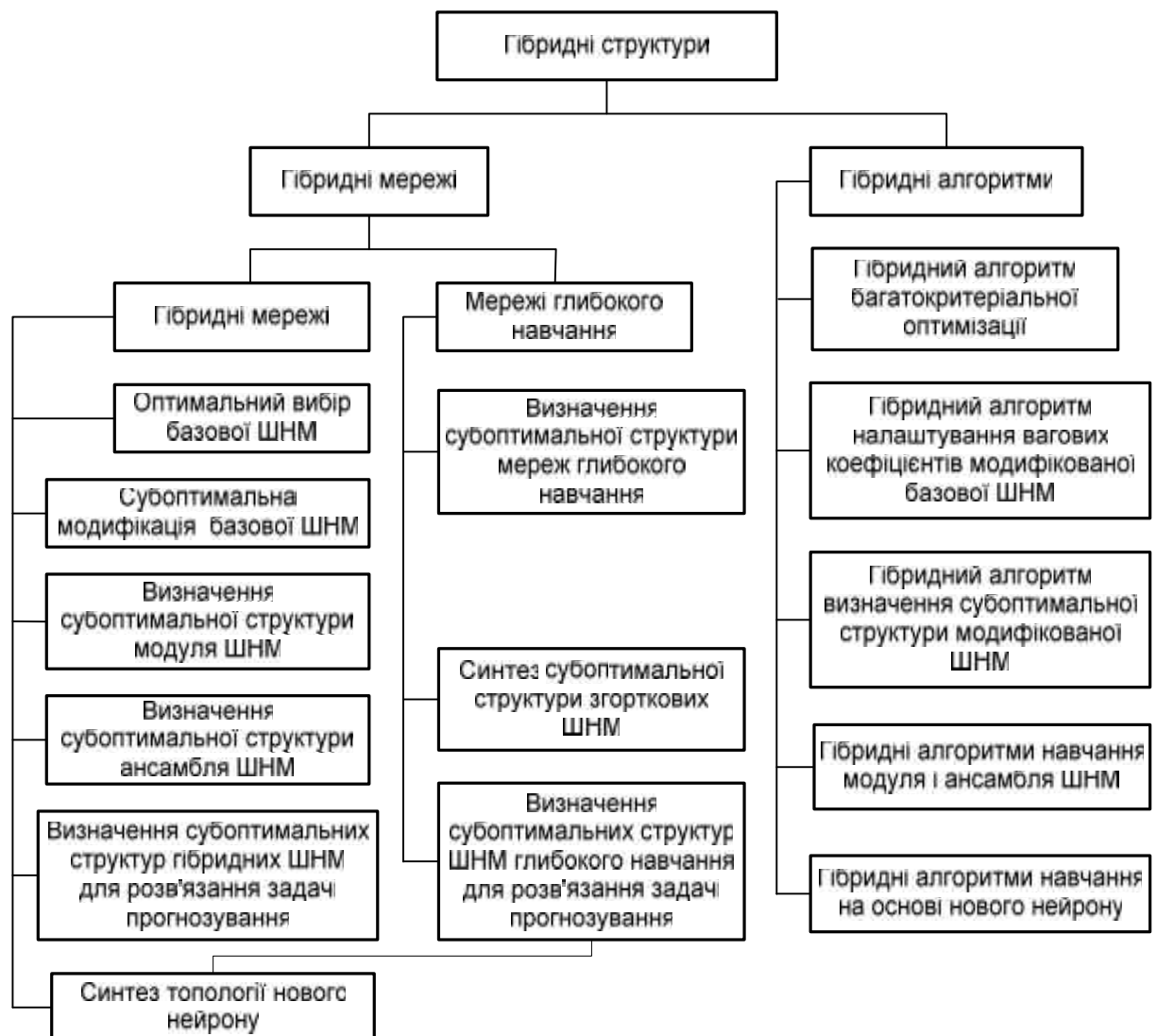
.

.

,

84

2, 50, 22, 32, 7-
657, 148, 37-
210, 70, 278



$$\text{sigm_piecewise}(\vec{x}; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}) = \frac{\vec{w}_+^T \vec{x}}{1 + e^{-k \vec{h}^T \vec{x}}} + \frac{\vec{w}_-^T \vec{x}}{1 + e^{k \vec{h}^T \vec{x}}}; \quad k > 0,$$

$\vec{x},$ $\vec{h}^T \vec{x} \neq 0,$ \vec{h}

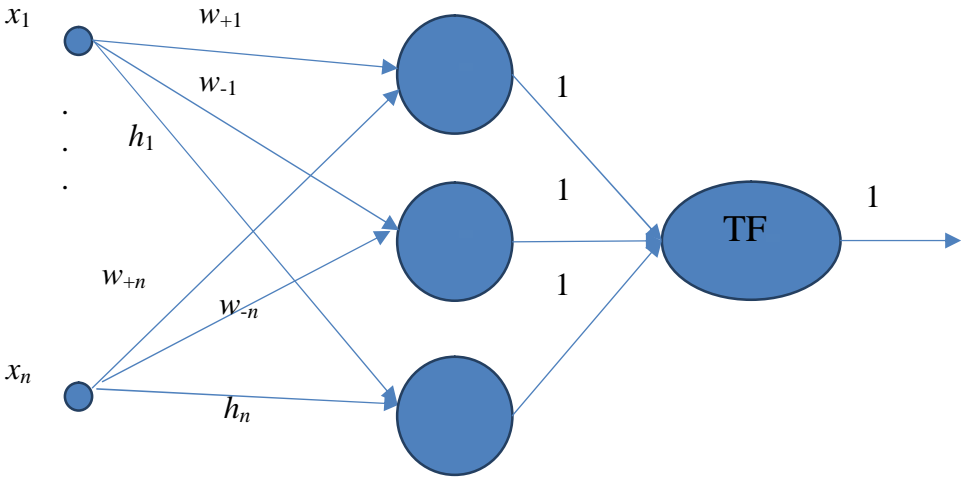
R^n 2 \vec{w}_+

$\text{piecewise_linear}, \vec{h}^T x \geq 0; \vec{w}_-$

$\text{piecewise_linear}, \vec{h}^T x < 0.$

sigm_piecewise

. 2.



. 2.

sigm_piecewise
 sigm_piecewise

$S_+(\vec{x}; \vec{w}_+), S_-(\vec{x}; \vec{w}_-), S_h(\vec{x}; \vec{h})$ $\text{TF}(S_+, S_-, S_h; k),$

Sigmoid Piecewise

ReLU- ReLU-

$($ \vec{w} ReLU-

$\vec{x} \in X_l$ $\forall \vec{x} \in X_l : \vec{w}^T \vec{x} \leq 0,$

， ， ，
 。

， ，
 。

， ， ，
 。

« » () ，
 ，
 ， « »

。 ()。

， ， ，
 ， ，

(， ， ，
 ， ，)，

， ，
 。

:

， () ()
) 。

， ，
 。

()，

， 。

keras, tensorflow.
 mnist.

(10000) (60000)

28 28,

784 .
3 50 26, 29 26
10 . 3 48%, 42% 48%
.

46%.

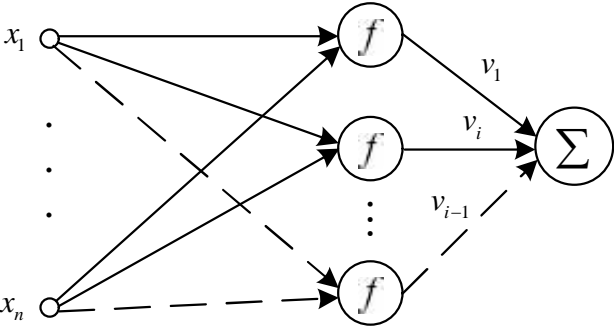
sigm_piecewise,

$\langle X^{(\text{T})}, y^{(\text{T})} : X^{(\text{T})} \rightarrow \mathfrak{R} \rangle$
 $\varepsilon > 0,$
 m
 $\vec{w}_1, ..., \vec{w}_m, \vec{v}; \vec{v} \in R^m,$
 $\varepsilon :$

$\forall \langle X^{(\text{T})}, y^{(\text{T})} : X^{(\text{T})} \rightarrow R \rangle, \varepsilon > 0 : \exists m \in N, \vec{w}_1, ..., \vec{w}_m,$
 $\vec{v} : E \left(X^{(\text{T})}, y^{(\text{T})}, \text{Net}(\vec{x}) = \sum_{i=1}^m v_i f(\vec{x}; \vec{w}_i) \right) \leq \varepsilon.$

$\langle X^{(\text{T})}, y^{(\text{T})} : X^{(\text{T})} \rightarrow \mathfrak{R} \rangle$ $\langle X^{(\text{V})}, y^{(\text{V})} : X^{(\text{V})} \rightarrow \mathfrak{R} \rangle,$

- 1.
 - 2.
 - 3. + 1
- (. 3).



. 3.

4. На кожній ітерації i розраховуються:

- поточне значення помилки мережі на валідаційній вибірці – позначимо його як $E^{(V)}(i)$;
- мінімальне значення серед усіх помилок на попередніх ітераціях – позначимо його як $E_{\min}^{(V)}(i) = \min_{j=1, \dots, i-1} E^{(V)}(j)$.

5. Додавання нових нейронів виконується поки виконується умова, що протягом I останніх ітерацій мінімальне значення помилки мережі на валідаційній вибірці було «достатнім чином» покращено, тобто:

$$E_{\min}^{(V)}(i) \leq a \cdot E_{\min}^{(V)}(i-I), \quad a \in (0,1], \quad I \in \mathbb{N}, \quad \forall i > I,$$

де a – константа, що задає потрібний рівень покращення мінімального значення помилки за I ітерацій – зазвичай його обирають із множини чисел $\{0,9; 0,99; 0,999; \dots\}$ – тобто якщо $a = 0,9$ за I ітерацій мінімальна помилка мережі на валідаційній вибірці повинна зменшитися не менше ніж на 10%, а для $a = 0,99$ – не менше, ніж на 1%, тощо.

6. Після зупинки мережа повертається до ітерації, на якій було досягнуто мінімум помилки на валідаційній вибірці.

У випадку якщо модифікація топології ШНМ, яка вибрана для розв’язання поставленої задачі не дає відчутних результатів, необхідний синтез нової топології. В даній роботі для розв’язання задачі синтезу нової топології пропонується модульний принцип організації ГНМ.

У відповідності до запропонованої у роботі методології побудови ГНМ структуру модуля представлено у вигляді послідовного з’єднання базової НМ і двонаправленої асоціативної пам’яті (мережа Коско).

Двонаправлена асоціативна пам’ять виконує роль фільтра, який підлаштовує результати роботи НМ, порівнюючи їх з існуючими образами.

Вибрана структура модуля ГНМ дозволяє проводити навчання кожної мережі, яка входить до складу модуля окремо, що значно підвищує ефективність процесу параметричного синтезу.

Метод навчання модуля НМ має вигляд.

1. Навчання двонаправленої асоціативної пам’яті за еталонною вихідною вибіркою Y .

2. На підставі навченої двонаправленої асоціативної пам’яті за еталонною вихідною вибіркою Y виконується розрахунок – еталонної вхідної вибірки X' (еталонна вихідна вибірка БНМ).

3. Навчання базової НМ за еталонною вхідною X і вихідною X' вибірками відповідно.

Подальшим розвитком архітектури ГНМ є побудова ансамблю. Ансамблем нейронних мереж називається група топологій, об’єднаних в єдину структуру, які можуть відрізнятися архітектурою, алгоритмом навчання, критеріями навчання і типами утворюючих нейронів.

У даній роботі замість окремих НМ використовуються модулі НМ.

. 1.

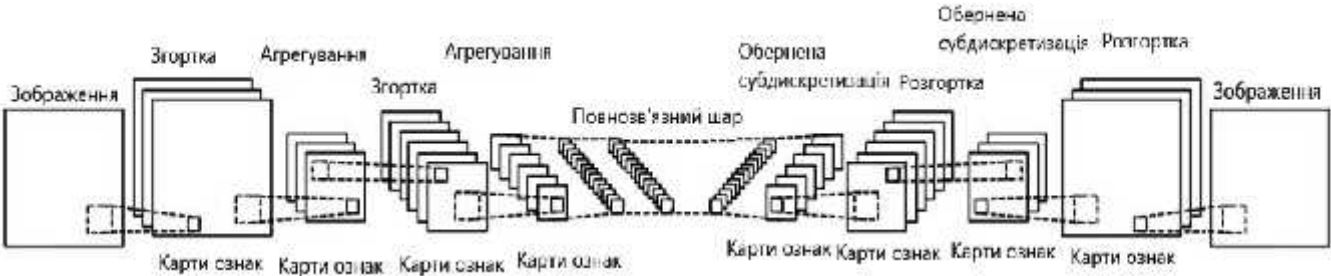
I

	$1 < N < 20,$ $P = 10,$ $100 < L < 5000,$ < 1250	20–18–1	0,381	353
		18–13–1	0,463	387
		19–17–1	0,325	329

N – ; – ; L – ;
– .

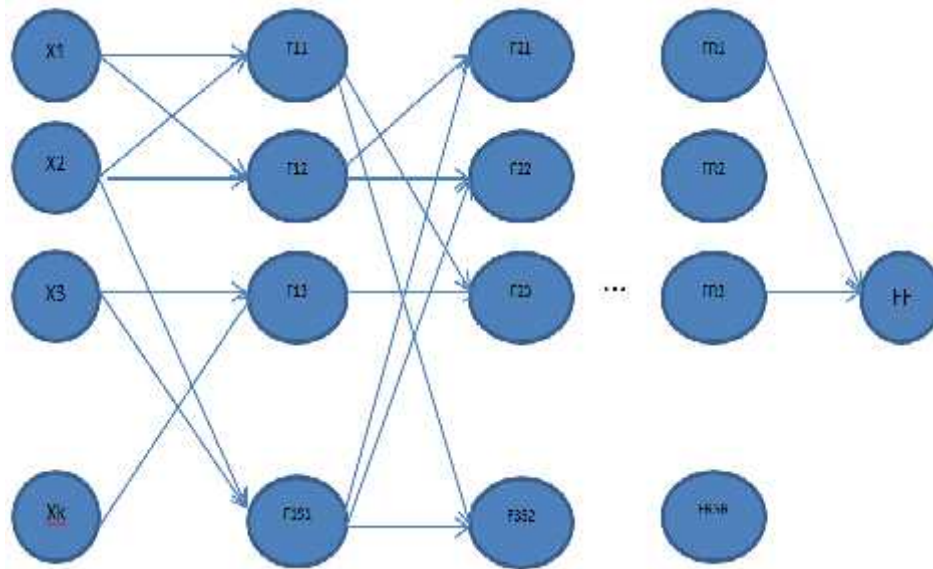
(),

. 4.



. 4.

:



. 6.

« »,

1)

<

,

>

:

— «

» —

,

«

»

, «

»

;

— «

» —

;

2)

;

3)

;

4)

—

,

—

,

,

«

»

.

кожен нейрон має два входи – $x_i, x_j; i, j = 1, \dots, n, i < j$ – тобто перебираються усі можливі пари входів, і для кожної пари навчається окремий нейрон. Для навчання використовується навчальна вибірка, тобто критерій, згідно з яким налаштовуються параметри кожного нейрону має вигляд:

$$E_{i,j}(\vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}) = \sum_{\vec{x} \in X^{(T)}} \left(y^{(T)}(\vec{x}) - \text{sigm_piecewise}([x_i, x_j]^T; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}) \right)^2.$$

3) Для кожного нейрону розраховується значення «зовнішнього» критерію. Найбільш розповсюджений критерій – середньоквадратична помилка моделі на валідаційній вибірці:

$$C_{i,j}(\vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}) = \sum_{\vec{x} \in X^{(V)}} \left(y^{(V)}(\vec{x}) - \text{sigm_piecewise}([x_i, x_j]^T; \vec{w}_+, \vec{w}_-, \vec{h}) \right)^2.$$

4) $\lfloor \alpha \cdot C_k^n \rfloor, \alpha \in (0,1)$ нейронів з найгіршим значенням зовнішнього критерію відкидаються. Значення параметру α обирається в залежності від обмеження на кількість параметрів мережі, або згідно з деякою евристикою, якщо таке обмеження відсутнє.

Одночасно виконується, як налаштування параметрів вихідного лінійного нейрону, так і доналаштування параметрів нейронів у прихованому шарі згідно з алгоритмом зворотнього поширення помилки.

Порівнюємо ефективність використання наступних мереж для прогнозування щомісячного споживання електроенергії в південно-східній частині Бразилії: одношарового перцептрону з нейронами типу `sigm_piecewise` у прихованому шарі, одношарового перцептрону з нейронами типу `tansig` (функція активації

$\text{tansig}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$) у прихованому шарі та поліноміальної нейронної мережі з використанням алгоритму МГУА для її побудови та навчання. Методика порівняння є наступною:

1. Вхідний часовий ряд перетворюється на вибірку вигляду $\langle X, y: X \rightarrow \mathcal{R} \rangle$ шляхом використання методу вкладення часових рядів з розмірністю вкладення 6 та горизонтом прогнозування 3 – тобто для прогнозу значення g_{i+3} використовувалися значення $g_{i-5}, g_{i-4}, g_{i-3}, g_{i-2}, g_{i-1}, g_i$.

2. Після цього вибірка трансформувалася наступним чином:

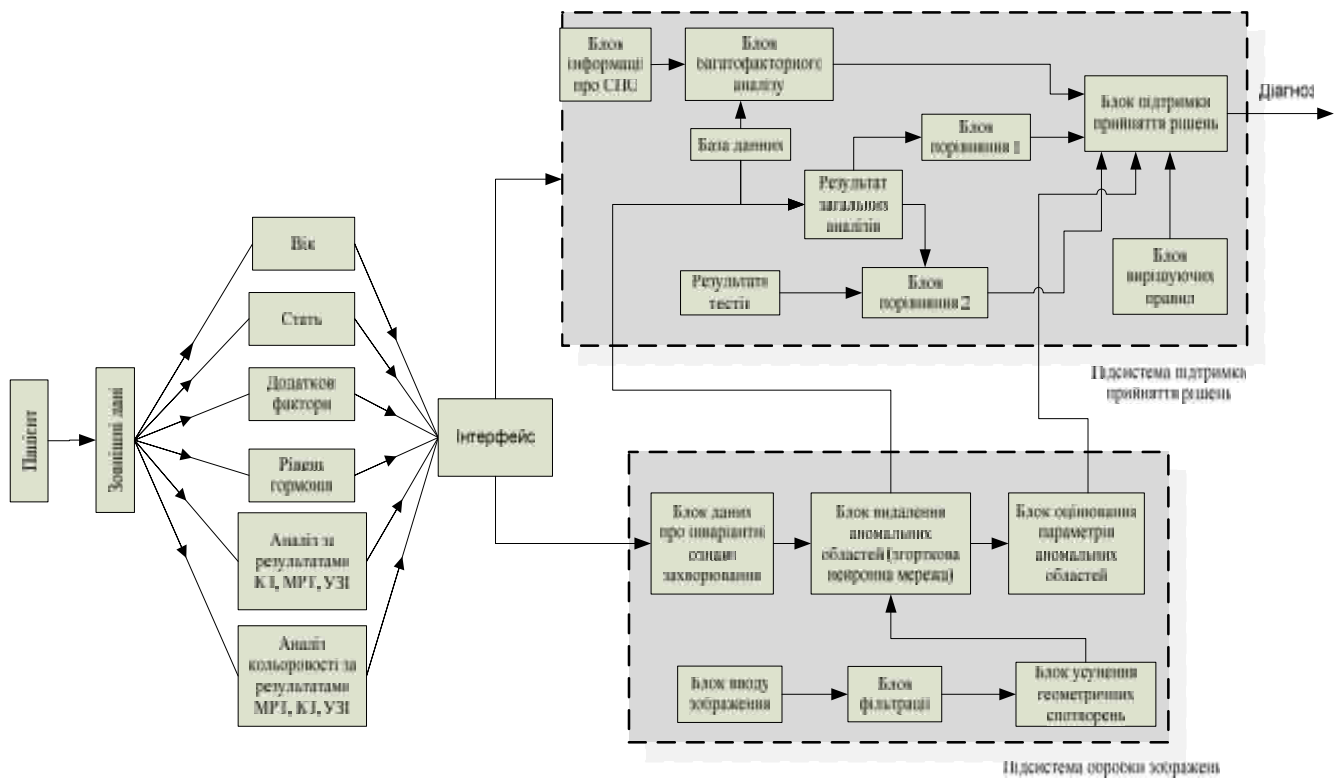
2.1. $\forall \vec{x} \in X: y(\vec{x}) := y(\vec{x}) - x_n, \vec{x} \in R^n$ – тобто замість прогнозу самого значення часового ряду g_{i+3} прогнозується відхилення цього значення від останнього відомого – $g_{i+3} - g_i$.

2.2. $\forall \vec{x} \in X: \vec{x} := [x_1 - x_n, \dots, x_{n-1} - x_n]^T$ – тобто для прогнозу відхилення від останнього відомого значення часового ряду g_i використовуються відхилення $g_{i-5} - g_i, g_{i-4} - g_i, g_{i-3} - g_i, g_{i-2} - g_i, g_{i-1} - g_i$.

3. 70% прикладів випадковим чином відбиралися у навчальну вибірку $\langle X^{(Train)}, y^{(Train)}: X^{(Train)} \rightarrow \mathcal{R} \rangle$.

4. У якості критерію навчання використовується середньоквадратична

			+
	0.017662	0.019721	0.012685
CATS	0.002894	0.002696	0.002901
	0.063802	0.05511	0.062086
	0.055874	0.050277	0.058154
CPI	5.50E-05	0.007696	2.22E-05
	0.019363	0.024104	0.017655
	0.055512	0.048002	0.053009
Stock exchange index	0.002652	0.005721	0.002495
	0.5811	0.45099	0.17865
	0.20121	0.15927	0.13734
NAO	1.0566	0.98757	1.0009
	2.0567	1.8112	1.5259



2. (),
(:
— ,
— ,
().
3. — ,
, , :
— ,
— ,
4. — ,
, ,
, ,
,
5. ,
, ,
, ,
— ,
, ,
6. ,
()
(),
,
,
7. ()
,
— ,
;
, :, ,

8.

sigm_piecewise,

9.

sigm_piecewise,

10.

11.

12.

sigm_piecewise

1. . . / . .
 , . . , . . // .: « », – 2013. –
 236 с.
2. . . / . .
 , . . // .: « », 2013. – 192 с.
3. . .
 / . . , . . , . . ,
 . . // : – .: , 2005. –
 4(6). – . 121–125.
4. . .
 / . . , . . //
 . – .: 2008. – 12(32). – . 130–140.
5. . . « »
 / . . , . . //
 : 2008. – 13(33). – . 8–20.
6. . .
 – / . . , . .
 // . – 2008. –
 13(33). – . 20–29.
7. . .
 MathLab / . .
 , . . , . . //
 . – 2009. – 15(35). – . 16–21.
8. . .
 / . . , . .
 // . – 2010. – 17(37). –
 . 10–18.
9. . . ,
 / . . , . . , . .
 // . – 2010. – 17(37).
 – . 18–22.

10. . . . / . . . , . . .
// . – 2010. – 17(37). – . 22–28.
11. . . . / . . . , . . . //
. – .: , 2010. – 4(26). – . 156–162.
12. . . . / . . . , . . . //
: 2011. – 18(38). – . 25–28.
13. . . . / . . . , . . . //
. – .: , 2011. – 1(27). – . 57–65.
14. . . . / . . . , . . . //
. – .: , – 2011. – 2(28). – . 142–148.
15. . . . / . . . , . . .
. // . – 2011. – 2. – . 94–98.
16. . . . / . . . , . . .
, . . . // . – .: , –
2011. – 3(29). – . 116–119.
17. . . . / . . . , . . . , . . . //
. – .: , – 2011. – 4(30). – . 127–134.
18. . . . - / . . . //
. – .: , – 2012. – 3(33). – . 35–39.
19. . . . / . . . , . . . , . . .
// .: . . . – .: ,
, 2012. – . 4. – . 214–223.
20. . . . / . . . , . . . //
. – .: – , – 2012. – 1(31). – . 113–119.
21. . . . / . . . , . . .
. . . . , . . . // . – .: – 2012. – 2. – . 57–65.
22. . . . - / . . . , . . .
// . – .: , – 2012. – 2(32). –
. 14–20.
23. . . . / . . .
, . . . // . – 2012. – 2. –
. 23–31.

24. . . . /
. . . , . . . // . -2012. – 3. –
. 37–42.
25. . . .
/ . . . , . . . //
. – .: – 2012. – 20(40). – C. 24–31.
26. . . . -
/ . . . , . . . //
. – 2012. – . 167. – . 25–32.
27. Sineglazov V. An Algorithm for solving the problem of forecasting / V. Sineglazov,
E. Chumachenko, V. Gorbatiuk / Aviation. Latvia: vol. 17, Issue 1, pp. 9–13, 2013.
()
28. . . .
/ . . . , . . . //
. – .: , – 2013. – 4(38). – C. 135–141.
29. Chumachenko O. I. Design of hybrid neuron networks / O. I. Chumachenko //
Electronics and Control Systems, N 2(40) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 68–70. (Google
Scholar; ());
. . . ;
; CrossRef Indexing; EBSCO information services;
Research Bible; Simple Search Metadata; ; Ulrich's
Periodicals Directory).
30. Chumachenko E. I. Traffic control system based on neuron networks / E. I.
Chumachenko // Electronics and Control Systems, N 3(41) – Kyiv: NAU, 2014. –
pp. 35–40. (Google Scholar; ());
. . . ;
; CrossRef Indexing; EBSCO
information services; Research Bible; Simple Search Metadata;
; Ulrich's Periodicals Directory)
31. Chumachenko E. I. Building a system of simulation modeling for spatially-
distributed processes / E. I. Chumachenko, A. Y. Luzhetskyi // Electronics and
Control Systems, N 1(39) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 108–113. (Google Scholar;
());
. . . ;
; CrossRef Indexing; EBSCO information services;
Research Bible; Simple Search Metadata; ; Ulrich's
Periodicals Directory)
32. Sineglazov V. Using mixture of experts approach to solve the forecasting task / V.
Sineglazov, O. Chumachenko, V. Gorbatiuk // Aviation. Latvia: vol. 18, Issue 3, pp.
129–133, 2014. ()

33. Sineglazov V. A method for building a forecasting model with dynamic weights / V. Sineglazov, O. Chumachenko, V. Gorbatiuk // *Electronics and Control Systems*, N 2(4). – 2014. – pp. 4–8. (Google Scholar; CrossRef Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory)
34. Chumachenko E. I. Features of hybrid neural networks use with input data of different types / E. I. Chumachenko, D. Yu. Koval, G. A. Sipakov, D. D. Shevchuk // *Electronics and Control Systems*, N 4(42) – Kyiv: NAU, 2014. – pp. 91–97. (Google Scholar; CrossRef Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory)
35. Chumachenko E. I. Using ANFIS and NEFCLASS neural networks in classification problems / E. I. Chumachenko, D. Yu. Koval, G. A. Sipakov, D. D. Shevchuk // *Electronics and Control Systems*, N 1(43) – Kyiv: NAU, 2015. – pp. 93–98. (Google Scholar; CrossRef Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory)
36. Chumachenko E. I. Fire monitoring intellectual information system / E. I. Chumachenko, V. L. Kupriyanchyk // *Electronics and Control Systems*, N 2(44) – Kyiv: NAU, 2015. – pp. 81–84. (Google Scholar; CrossRef Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory)
37. Chumachenko O. I. Deep Learning Classifier Based on NEFCLASS Neural Network // *Electronics and Control Systems*, N 3(49) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 79–83. (Google Scholar; CrossRef Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory)
38. Chumachenko O. I. Deep Learning Classifier Based on NEFPROX Neural Network // *Electronics and Control Systems*, N 4(50) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 63–66. (Google Scholar; CrossRef Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory)

39. Chumachenko O. I., Kryvenko I. V. Neural networks module learning // Electronics and Control Systems, N 2(48) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 76–80. (Google Scholar; [CrossRef](#) Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory)
40. Chumachenko O. I., Kryvenko I. V. Neural networks module learning // Electronics and Control Systems, N 2(48) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 76–80. (Google Scholar; [CrossRef](#) Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory)
41. Chumachenko O. I., Kryvenko I. V. Neural networks module learning // Electronics and Control Systems, N 2(48) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 76–80. (Google Scholar; [CrossRef](#) Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory)
42. Chumachenko O. I., Kryvenko I. V. Neural networks module learning // Electronics and Control Systems, N 2(48) – Kyiv: NAU, 2016. – pp. 76–80. (Google Scholar; [CrossRef](#) Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory)
43. Chumachenko O. I. Intelligent Mobile Information System for Underground / E. I. Chumachenko, I. V. Roshinsky // Electronics and Control Systems, N 1(51) – Kyiv: NAU, 2017. – pp. 88–92. DOI: 10.18372/1990-5548.51.11699. (Google Scholar; [CrossRef](#) Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory)
44. Chumachenko O. I. Soft Clustering Algorithm Based on Separating Hypersurfaces / O. I. Chumachenko, V. S. Gorbatiuk // Electronics and Control Systems, N 2(52) – Kyiv: NAU, 2017. – pp. 11–15. DOI: 10.18372/1990-5548.52.11860. (Google Scholar; [CrossRef](#) Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory)
45. Chumachenko O. I. Structural-Parametric Synthesis of Hybrid Neural Networks Ensembles / O. I. Chumachenko, A. T. Kot // Electronics and Control Systems, N 4(54) – Kyiv: NAU, 2017. – pp. 81–88. DOI:10.18372/1990-5548.54.12323. (Google Scholar; [CrossRef](#) Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory)
46. Chumachenko O. I. Algorithm of Pruning of Hybrid Neural Networks Ensemble / O. I. Chumachenko, A. O. Kuzmenko // Electronics and Control Systems, N 1(55) –

- Kyiv: NAU, 2018. – pp. 53–56. DOI: 10.18372/1990-5548.55.12772. (Google Scholar; ());
- .. ;
- ; CrossRef Indexing; Research Bible; Simple Search Metadata; ; Ulrich's Periodicals Directory)
47. Chumachenko O. I. Algorithm of Neuron Networks Modification // Electronics and Control Systems, N 2(56) – Kyiv: NAU, 2018. – pp. 59–63. DOI: 10.18372/1990-5548.56.12936. (Google Scholar; ());
- .. ;
- ; CrossRef Indexing; Research Bible; Simple Search Metadata; ; Ulrich's Periodicals Directory)
48. Chumachenko O. I. Neural Networks Module / O. I. Chumachenko, A. T. Kot // Electronics and Control Systems, N 2(56) – Kyiv: NAU, 2018. – pp. 65–69. DOI: 10.18372/1990-5548.56.12937. (Google Scholar; ());
- .. ;
- ; CrossRef Indexing; Research Bible; Simple Search Metadata; ; Ulrich's Periodicals Directory)
49. Chumachenko O. I. Intelligent System of Diagnostics of Thyroid Pathology / O. I. Chumachenko, A. T. Kot, O. O. Voitiuk // Electronics and Control Systems, N 3(57) – Kyiv: NAU, 2018, – pp. 24–29. DOI: 10.18372/1990-5548.57.13228. (Google Scholar; ());
- .. ;
- ; CrossRef Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; ; Ulrich's Periodicals Directory; Index Copernicus International (IC)).
50. Sineglazov V. "Forecasting Aircraft Miles Flown Time Series Using a Deep Learning-Based Hybrid Approach" / V. Sineglazov, O. Chumachenko, and V. Gorbatiuk // *Aviation*, vol. 22, May 2018, pp. 6–12, doi:10.3846/aviation.2018.2048. ()
51. Sineglazov V. M. Structural Synthesis of Hybrid Neural Networks Ensembles / V. M. Sineglazov, O. I. Chumachenko, O. R. Bedukha // Electronics and Control Systems, N 3(57) – Kyiv: NAU, 2018, – pp. 83–87. DOI: 10.18372/1990-5548.57.13242. (Google Scholar; ());
- .. ;
- ; CrossRef Indexing; EBSCO information services; Research Bible; Simple Search Metadata; ; Ulrich's Periodicals Directory; Index Copernicus International (IC)).

52. Zgurovsky M. Z. Structural-Parametric Synthesis of the Direct Distribution Neural Networks with Sigmoid Piecewise-Type Neurons / M. Z. Zgurovsky, O. I. Chumachenko, V. S. Gorbatiuk // Electronics and Control Systems, N 4(58) – Kyiv: NAU, 2018. – pp. 42–47. DOI:10.18372/1990-5548.58.13508. (Google Scholar; CrossRef Indexing; EBSCO information services Research Bible; Simple Search Metadata; Ulrich's Periodicals Directory; Index Copernicus International (IC)).
53. Sinoglazov V. Training radial-basis neural network for the problems of diagnosis solution / V. Sinoglazov, E. Chumachenko, Levitsky O. // Proceedings, the fifth world congress “Aviation in the 21st Century,” safety in aviation and space technologies. vol.2, September 25-27 2012, Kiev, Ukraine. pp. 3.5.43–3.5.48.
54. Sinoglazov V. One approach for the forecasting task / V. Sinoglazov, E. Chumachenko, V. Gorbatiuk // Proceedings, the fifth world congress “Aviation in the 21st Century,” safety in aviation and space technologies.vol.2, September 25-27 2012, Kyiv, Ukraine. – p. 3.5.49–3.5.53.
57. Chumachenko E. The algorithm training radial-basis networks based on particle swarm algorithm / E. Chumachenko, V. Levitskiy // Intellectual system for decision making and problems of computational intelligence. ISDMC 2012 Congrecre proceeding, May 27-31, 2012, Yevpatoria, Ukraine pp. 423–425.
58. Chumachenko E. Method for predicting a failure risk of the UAV navigation system / E. Chumachenko, S. Gorbatuk / The 2-nd International Conference, Method and system of Proceedings October, 9-12, 2012, Kyiv, Ukraine. – pp. 63–65.
60. Sinoglazov V. Applying Different Neural Network's Topologies to the Forecasting Task / V. Sinoglazov, E. Chumachenko, V. Gorbatiuk // 4th International Conference in Inductive Modelling ICIM', 2013, – pp. 217–220.
61. Sinoglazov V. Training radial-basis neural network for the problems of diagnosis solution / V. Sinoglazov, E. Chumachenko, Levitsky O. // Proceedings, the fifth world congress “Aviation in the 21st Century,” safety in aviation and space technologies. vol.2, September 25-27 2012, Kiev, Ukraine. pp. 3.5.43–3.5.48.

// « -2013» 21-23
2013. .: – 2013. – . 21.31–21.34.

62. . . . / . . . , . . . , . . . // « -2013» 21-23 2013. .: – 2013. – . 21.73–21.76.
63. Chumachenko E. I. Forecasting the Demand for UAV Using Different Neural Networks Topology / E. I. Chumachenko, V. S. Gorbatiuk // The 2-nd International Conference, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings October,15-17, 2013, Kyiv, Ukraine. pp. 62–64.
64. Chumachenko E. I. Image Processing UAV / E. I. Chumachenko, A. V. Gilevoy // The 2-nd International Conference, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings October,15-17, 2013, Kyiv, Ukraine, pp. 75–76.
65. Kemeniash Yu. M. An intelligence image processing system / Yu. M. Kemeniash, E. I. Chumachenko // Proceedings, the sixth world congress «Aviation in the -st Century», safety in aviation and space technologies. September 23-25 2014, Kiev, Ukraine. Vol. 2, – pp. 3.5.43–3.5.48.
66. Sineglazov V. Information technologies of computer aided design systems based on dynamic data integration and simulation procedures / V. Sineglazov, E. Chumachenko, A. Godny // 2nd International Conference “Computer Algebra & Information Technologies”. Odessa, TES, Ukraine. (August 21–26, 2016). – Odessa: TES. – 2016. – pp. 9–10.
67. . . . / . . . , . . . // VIII « - , – 2016». – , . (22–23 2016 .). – : . – 2016. – C. 95–96.
68. . . . / . . . , . . . // VIII « - , – 2016». – , . (22–23 2016 .). – : . – 2016. – C. 61–62.
69. . . . / . . . , . . . // « - , » . – - , (23 – 28 2016 .). – C. 20–22.
70. . . . / . . . , . . . //

- », – « (23 – 28 2016 .). – C. 23–26.
71. . . / . . // « (15–20 2017 .). – C. 282–286.
72. . . Deep Learning Classifier Based on NEFCLASS and NEFPROX Neural Networks / . . // « (15 – 20 2017 .). – C. 278–281.
73. . . / . . , . . // IV « (, 16-18 , 2017). – C. 142 – 143.
74. . . / . . « -2017» 19-21 2017. – .: – 2017.
75. Sineglazov V. M. Intellectual System of Optimal Evacuation Route Searching / V. Sineglazov, O. I. Chumachenko, I. V. Krivenko // XXIV International Conference on Automated Control “Automation 2017”. Kyiv, Ukraine, of Proceedings (September 13–15, 2017). – Kyiv. – 2017.
76. Sineglazov V. . A New Approach in Cluster Analysis / V.M. Sineglazov, O.I. Chumachenko, V.S. Gorbatiuk // The 4-nd International Conference, Actual Problems of Unmanned Air Vehicles Development Proceedings, October, 17-19, 2017, Kyiv, Ukraine, pp. 223–226.
77. Sineglazov V. . Hybrid neural network based on Kohonen networks and the perceptron. / V. . Sineglazov, O. I. Chumachenko // 3d International Conference “Computer Algebra&Information Technologies,” Proceedings, August 20-25, 2018, Odessa, Ukraine, 2018, pp. 38–40.
78. Sineglazov V. “Procedura prognozowania ceny akcji przedsi biorstwa,” / V. Sineglazov, O. Chumachenko, and V. Gorbatiuk // XVIII International Scientific Conference Corporate Governance – Theory and practice, Krakow, June 2018, . 101–102. ()
79. . . / . . , . . // « ,

- ». – - - , (14-19 2018 .). – C. 296 – 299.
80. . . - / . . , . . // - « (14-19 2018 .). – C. 225 – 228.
81. Sineglazov V. . Hybrid neural network based on Kohonen networks and the perceptron. / V. . Sineglazov, O. I. Chumachenko // 3d International Conference “Computer Algebra&Information Technologies,” Proceedings, August 20-25, 2018, Odessa, Ukraine, 2018, pp. 38–40.
82. Marusyk O. . Hybrid Algorithm for Deep Training of the Neural Network ANFIS. / O. . Marusyk, O. I. Chumachenko, A. T. Kot // 3d International Conference “Computer Algebra&Information Technologies,” Proceedings, August 20-25, 2018, Odessa, Ukraine, 2018, pp. 193–196.
83. Sineglazov V. Time Series Forecasting Using Regularized Mixture of Experts / V. Sineglazov, O. Chumachenko, and V. Gorbatiuk // “Information Systems and Technologies,” IST-2018. Proceedings of the 7-th International Scientific and Technical Conference, September 10-15, 2018, Kobleve-Kharkiv, Ukrain, 2018, – pp. 391–393.
84. Sineglazov V. Comparative Study of the classic and Fuzzy Restricted Boltzmann Machine / V. Sineglazov, O. Chumachenko, and O. Marusyk // “Information Systems and Technologies,” IST-2018, Proceedings of the 7-th International Scientific and Technical Conference, September 10-15, 2018, Kobleve-Kharkiv, Ukrain. 2018, – pp. 394–399.

05.13.23 – . – « » , 2019.

)

:

05.13.23 –

», 2019.

()

:

.

.

.

-

.

.

:

,

,

,

,

,

.

ABSTRACT

Chumachenko I. Structural-parametric synthesis of hybrid neural networks. – Qualification scientific work as a manuscript.

The thesis maintaining the doctor degree of engineering science on speciality 05.13.23 – “Systems and means of artificial intelligence.” – National technical university of Ukraine "Kyiv Polytechnic Institute named after Igor Sikorsky," Kyiv, 2019.

The necessity of the development of integrated, hybrid systems based on deep learning is substantiated. Such systems consist of various elements (components), united in the interests of achieving objectives set.

In the thesis the actual scientific-applied problem, which has the important scientific and practical importance, is solved and it consists in the development of methods and algorithms for solving the problem of structural-parametric synthesis of deep learning hybrid neural networks (HNN).

It is shown that the main problems of synthesis of HNN, at present, are:

- absence of formal methods for choosing the type of neural networks (NN), adequate for the class of tasks to be solved;
- insufficient work on the issues of automatic formation of the topology of NN, which does not allow to create NN of high accuracy and minimum complexity (minimum computational costs);
- insufficient grounds for choosing optimization methods in the training procedure of NN, which leads to significant errors.

In the course of the thesis work the methodology of structural-parametric synthesis of HNN; method of structural-parametric synthesis of modules of HNN; algorithm of structural-parametric synthesis of ensemble of modules of HNN; algorithm of structural-parametric synthesis of HNN of deep learning; methods of prediction based on the use of HNN of deep learning is developed.

A new methodology for the synthesis of HNN is developed, which is differed by the fact that in the first stage the optimal base neural network is selected; in the second stage, as a result of solving the multicriteria optimization problem, it is modified; in the third stage, the problem of structural-parametric synthesis of modules is considered at the fourth stage the problem of structural and parametric synthesis of the ensemble is solved, which allows to improve the accuracy of the systems operation in their minimal complexity. The problem of optimal choice of basic neural network (BNN) topology is solved by using the method of selection. Numerous examples of optimal choice of BNN are given in the work.

A new method for modifying the BNN is developed, which in opposite to the known ones, in order to increase the efficiency of the problem solution (increase of accuracy and decrease the complexity of the BNN), the parameters adjustment is carried out in two stages: at the first stage a hybrid multicriteria evolutionary algorithm is used, and at the second one – for more accurate determination of neurons number in the hidden layers, an adaptive algorithm of constructing and pruning is applied, the weight coefficients are specified by the gradient descent method. It is proved that evolutionary algorithms are not well adapted for solving problems with constraints and require some modification taking into account the specifics of the conditional optimization problem. To eliminate the identified shortcomings of genetic algorithms, it is proposed to "treat" (refine) non-motivated points obtained after stopping the genetic algorithm. Due to the fact, that solutions in genetic algorithms are presented as a vector, consist of zeros and units, for the 'treatment' of uncommitted points, it is very convenient to use the Pareto local search algorithms in space of Boolean variables. To solve conditional multi-criteria optimization tasks, it is proposed to use a hybrid genetic algorithm.

Based on the analysis carried out, in this work, it is proposed to synthesize the hybrid topology in the form of a parallel ensemble of NN modules with a layer of association. As

a procedure for building an ensemble, the use of begging, which has advantages over others, is substantiated. To optimize the size of the ensemble, an algorithm for simplification was developed with the help of the complementary value method, which also takes into account the interaction of the classifiers with each other. The weigh coefficients of the association of modules in the ensemble were determined on the basis of the use of the method of dynamic averaging.

A new hybrid algorithm of deep learning neural network topology formation has been developed, which in opposite to the known ones the parameters of the main network are determined by the sequential execution of each search iteration sequentially with each of the basic algorithms (swarm particles and genetic), the comparison of the found results and the use of the best found solutions of each algorithm, that allows to increase the accuracy and speed of network work under minimal complexity.

The methodology of images processing on the basis of convolution neural networks and deep learning classifiers for non-formalized descriptors detecting is improved, it is determined: the optimal parameters of convolution neural networks with help of genetic algorithm; the training sample is formed as a result of system approach which includes: removal of noise in the image, image segmentation, selection of borders in the picture, formalization of the object descriptor, classification of the descriptor, which makes it possible to increase the accuracy of recognition.

The problems that arise when solving prediction problems of time series with a large number of input variables are determined. The hybrid method of solving forecasting problems is developed, which is distinguished by the fact that it implements deep learning based on the use of a single-layer network with neurons of the type `sigm_pieewise`, constructed using the group method of data handling method, with the subsequent learning of the entire network as a whole by the method of reverse error propagation in order to find the global extremum, which increases the accuracy of prediction.

The regularization prediction method is developed which in opposite to the known ones, it can be used in the case of heterogeneity of data and is based on the use of a soft clustering algorithm, in which as a surface model, separating clusters, it is used single layer NN with `sigm_pieewise` neurons and local NN, one for each cluster whose training are carried out only on examples from one cluster, that increases the accuracy of prediction.

Keywords: hybrid neural networks, artificial intelligence systems, image processing, systems of medical and technical diagnostics, automated traffic control systems, information fire systems.